水声目标特征分析与识别技术

方世良[1*] 杜栓平[2] 罗昕炜[1] 韩 宁[1] 徐晓男[2]
1 东南大学 水声信号处理教育部重点实验室 南京 210096
2 杭州应用声学研究所 声纳技术重点实验室 杭州 310023

摘要 水声目标识别技术是水下信息获取和水下信息对抗的重要支撑技术，其核心是目标特征提取。文章针对水声目标辐射噪声和目标回波信号，探讨总结了水声目标信号的主要声源及目标特征表征、水声信号特征分析与提取方法、常用的水声目标分类识别方法，分析了水声目标特征提取与识别技术面临的问题，提出了今后的技术发展方向。

关键词 水声目标，信号特征表征，特征提取，分类识别

DOI 10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.007

水声目标识别技术是一种利用声呐接收的被动目标辐射噪声、主动目标回波以及其他传感器信息提取目标特征并判别目标类型或舰型的信息处理技术，为人类海洋经济与军事活动提供重要决策依据。随着人类在海洋中的活动日益频繁，水声目标识别技术得到越来越多的应用，如渔业生产作业、海洋搜救、海底勘测、各种调查和科学研究等；其军事应用更为突出，第二次世界大战以来，已成为水声领域的重要研究方向，世界海军强国十分重视该技术的研究。从 20 世纪 60 年代开始，美、英、法、日、苏（俄）等国家就一直在水声目标识别相关研究工作中给予大量投入。美国国防部（DoD）专题预算长期对水声目标识别技术资助研究。美国国防高级研究项目局（DARPA）将“检测、分类新技术”列为“被动声呐信号处理”中最需要的技术之一。英国国防研究局（DRE）和 LOGICA 公司专门开发了声呐分类验证系统 SoCS 及数据融合验证系统，用于支持声呐目标分类识别等技术的研究。

根据所利用信息的不同，目标识别主要分为被动目标识别、主动目标识别和多传感器综合目标识别等。实际海上水声目标信号的获取与识别的一般模型如图 1 所示。

水声目标信号包括水中目标辐射噪声和水中目标被声波照射后的回波或散射信号。水声目标识别作为模式识别的一个分支，与多数目标识别问题一样，最核心的关键问题是提取“好的特征”。好的特征一般

*通讯作者
资助项目：国家自然科学基金（11674057、11874109、11574048、11604048），中央高校基本科研业务费专项资金（2242016K30013）
修改稿收到日期：2019年3月6日

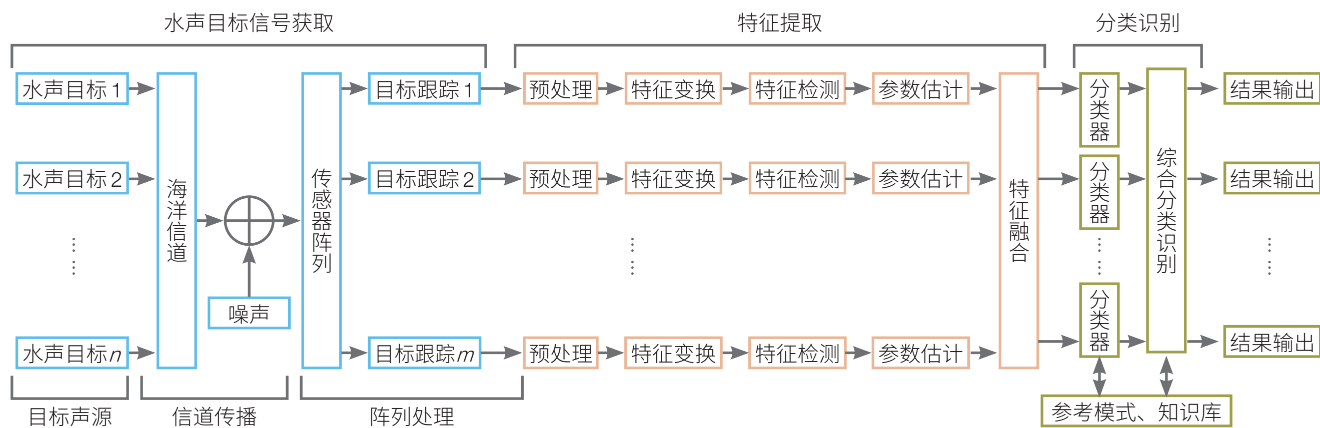


图1 水声目标信号的获取与识别模型

应具备以下4个方面特性：① 良好类间可分性；② 明确的物理含义和较强的泛化能力；③ 对目标运动工况具有一定的不变性；④ 对水声环境具有良好的宽容性等。同时，好的特征还要具备可提取性和可实现性。对于目标辐射噪声信号，水声目标的发声机理复杂、目标类型和航行工况多样、海洋信道时变空变、平台噪声干扰等严重影响对目标的分类和识别。对于目标回波信号，隐身潜艇低目标强度导致目标特征越来越弱，复杂的水声环境、信道畸变、强混响和大量杂波干扰等给主动目标辨识带来很大的困难。实际上，水声目标识别一直是国际公认的难题。

此外，水声目标识别所利用的特征也是目标检测的重要依据，对隐身潜艇等弱目标更是如此。水声目标特征提取与识别技术的发展将对目标检测、跟踪等技术研究产生很强的辐射带动作用，从而促进声呐技术的整体发展。

1 水声目标信号的主要声源及目标特征

1.1 水中目标辐射噪声及特征

水中目标的辐射噪声组成复杂，是舰艇中多种噪声源与其所处的水介质共同作用后产生的物理现象。水中目标主要辐射噪声源包括：推进器、转动和往复式机械、各种泵等。它们产生噪声的机理各不相同，因此辐射噪声的特征也比较复杂，主要包括机械噪声、螺旋桨噪声和水动力噪声等。目标的机械噪声、螺旋桨噪声和目标空间行为状态对应的噪声变化是水中目标辐射噪声信号的主要特征来源。

1.1.1 机械噪声特征及提取

机械噪声是指舰船上各种机械的振动源激励水中船体，并通过船体向水中辐射而形成的水下噪声，是舰船辐射噪声在低频段的主要成分。机械噪声的声源多且复杂，而宽带信号叠加窄带信号的信号形式很容易受到环境、多目标干扰以及海洋信道影响，甄选出可以远距离传播以及具有物理机理支持的特征具有现实意义。

壳体振动引起的辐射噪声与目标尺寸、材料、形状相关，表现为功率谱上的低频线谱成分，可采用基于薄壳振动及模态分解理论的壳体振动模型[1]进行分析。目标的瞬态信号有撞击产生的冲击振动信号，也有因设备间歇性运行带来的脉冲式信号，可采用弹簧衰减器系统线性叠加的多模态振动模型[2]进行分析。壳体振动信号和目标瞬态信号等与目标平台属性和运动状态相关联，是良好的分类识别特征。

1.1.2 水中目标推进噪声特征

螺旋桨是水中运动目标的常见推进器，螺旋桨噪声是由水中旋转的螺旋桨激励并辐射的噪声，包含了螺旋桨的转速和叶片数等信息。虽然水声目标并非按照螺旋桨的特征来分类，但是不同类型目标的螺旋桨

参数和工况往往存在明显差异。因此，螺旋桨相关特征是进行目标区分的重要判据。

螺旋桨噪声是一种宽带辐射噪声，非均匀流场中桨叶旋转又对螺旋桨噪声进行了周期调制，使螺旋桨噪声信号的包络幅度产生周期起伏。螺旋桨噪声的产生与螺旋桨结构和航行中空化状态密切相关[3]。通过对螺旋桨噪声信号的包络分析可以获取螺旋桨转速和螺旋桨叶片数等信息。

1.1.3 目标的空间及行为特征

在水声环境中，目标的运动状态和空间位置也是目标分类识别的重要特征。目标的深度位置、航速、各种工况及其变化状态都会反映在目标辐射噪声的变化中。

目标的方位距离信息包含在声呐阵列的时空采样数据中，通过阵列处理可解算出目标空间位置参数。浅海信道的多路径效应或者不同的简正波模式叠加有时会在功率谱上产生类梳状的结构，使得运动目标的辐射噪声信号 LOFAR 谱产生强弱分明的干涉条纹，包含了不同深度运动目标时空信息。

1.2 目标回波信号的产生及特征

在主动声呐的工作过程中，发射信号经入射信道的传播，与主动目标发生散射作用[4]并携带主动目标特征，再经反射信道到达接收阵列，主动目标亦可视为二次声源。目标回波信号中将包含发射信号特征、声波入射至目标所经过的传输信道特征、目标散射特征、反射回波至接收阵所经过的传输信道特征等。主动目标识别的关键在于能否从包含以上诸多因素的回波信号中准确提取出反映目标物理本质的特征。

1.2.1 材料特征

目标的材料特征是指目标表面的软、硬边界，也包括壳体层数、内部填充、是否加肋等因素，主要表现为回波信号与发射信号之间的幅度差、相位差以及波形扩展等现象。对于刚性散射体来说，声波照射并不激发物体内部的运动，而对于一般的弹性散射体，则将激励起内部的声场，不同的材料属性使其声散射信号中包含了相应的特征。

1.2.2 几何特征

目标的几何特征指目标的尺度、形状、强散射区分布等平面或立体结构，主要引起目标回波中各反射点的声程差，表现为回波信号中各峰值的时延差。目标回波包络结构中的峰值一般对应于目标中的强反射点，其结构组成会随目标航向与照射方向夹角的改变而改变。

1.2.3 运动特征

目标的运动特征指目标速度、加速度及转弯、上浮、下潜等运动状态。在频域上，目标的运动特征表现为发射信号与回波信号的频率差异（即多普勒频移）；而在时域上，则表现为回波信号相对于发射信号的拉伸或压缩。

2 水声目标特征提取方法

2.1 被动目标特征提取方法

在海洋环境中，目标辐射噪声被水声传感器感知。特征提取利用传感器获取的时空采样数据，经过预处理、特征变换、特征检测和参数估计，给出水声目标特征提取结果和相应特征参数。

2.1.1 机械噪声特征的提取

舰船的机械噪声辐射信号具有近似平稳的特性，功率谱分析成为最常用的机械噪声分析手段。基于目标噪声产生机理、特征表征和功率谱分析可以构造多个识别特征量，包括个体线谱分布、功率谱线谱连续谱能量相对分布、连续谱能量分布、线谱能量分布、特定频段线谱数量、谐波特征和线谱的波动特征等。

由于舰船辐射噪声源状态变化、目标运动等因素的影响，也使得信号特征存在时变特性。LOFAR 分析实际上蕴含了序贯检测的思想——它利用辐射噪声功率谱在时间上的累积效应，以观测时间的增加减小干扰的影响。通过 LOFAR 分析可以提高对弱线谱的提取

能力，同时具备对时变线谱、瞬态信号的检测提取能力。

此外，听觉感知技术等仿生技术在水声目标特征提取中也得到应用[5]。听觉感知特征提取方法从听觉的生理机制、耳蜗的频率分解特性、掩蔽效应、临界带宽及人耳感知声音所表现出的听觉特性出发，构建基于响度、音调和音色等相应听觉特征，以期获得接近声呐员对声音的良好辨识能力。

2.1.2 螺旋桨噪声特征的提取

由于海洋中较强的低频环境噪声以及传感器的工作频段限制，难以直接利用时频分析方法从舰船辐射噪声中获取螺旋桨结构以及转动节奏相关信息。DEMON 分析是获取舰船螺旋桨特征的主要手段，其通过一组带通滤波器覆盖螺旋桨噪声所在的频段，将带通信号做检波处理并计算其低频功率谱，得到信号的解调谱。对解调谱进行谐波检测则可以提取到螺旋桨相关信息，包括螺旋桨的轴频、叶片数和桨支数等。解调谱中还可以进一步挖掘线谱调制深度、调制载频分布等特征信息，这些特征量反映出舰船目标螺旋桨的某些状态，在机理和试验的支持下，可作为目标分类识别特征。

DEMON 分析获取的目标螺旋桨转速和叶片数等信息是目标分类识别最重要的依据之一。但不同类型目标的桨叶数以及航行时螺旋桨转速范围存在交叉重叠，螺旋桨转速和叶片数并不是目标分类识别的充分特征量。

2.1.3 目标的空间及行为特征的提取

目标的空间位置信息以及运动状态是判断目标类型，辅助判别目标意图和态势的良好信息源。

通过主动声呐、被动测距声呐或者其他传感器信息可直接提供目标距离，解算并估计目标速度，进而估计目标加速度，判断出目标的机动情况。

同时，对目标辐射噪声信号的 LOFAR 分析和 DEMON 分析同样也可获得有关目标机动状态的特征信息。如利用 LOFAR 谱中对条纹信息的检测和提取，在海洋环境信息支持下，通过波导不变量的计算估计目标位置信息[6,7]。

2.2 主动目标特征提取方法

主动声呐的目标特征提取是指运用信号分析或数据处理方法，从包含发射信号特征、传输信道特征和目标散射特征等的回波信号中，准确提取出反映目标物理本质的特征，即将高维的数据空间映射到较低维的特征空间。

2.2.1 材料特征的提取

回波信号时域波形的突变性质和目标表面的反射特性有关。例如，具有大面积光滑表面的目标，其产生的回波边缘较为陡峭；而具有随机起伏粗糙不平的表面或随机分布的目标，会使回波边缘较为模糊。在较近距离高信噪比条件下，通过波形边缘的准确提取，可有效分析目标表面的材料特质；而在远距离低信噪比或强混响干扰条件下，回波的到达前沿淹没于复杂、强烈的背景干扰中，需要通过更精细的波形设计及处理来分析提取目标的材料特性。对于线性调频回波信号的频域特性[8]，可利用目标回波的亮点模型并通过分数傅里叶变换以实现刚性和弹性散射体差异特征的提取。

2.2.2 几何特征的提取

目标的几何特征可由目标回波的亮点结构来体现，亮点结构尤其适用于对大尺寸的军用目标（如水面舰艇和潜水艇等）进行分析。不同亮点在声轴上相互错开，形成沿时间分布的特征。当入射-反射方位发生变化时，亮点之间的相对距离和声程随之变化。

通常利用匹配滤波方法、通过脉冲压缩从回波信号中提取目标各亮点的相对时延差。由于发射信号的固有属性即时间分辨率的限制以及旁瓣干扰的影响，利用常规匹配滤波方法准确估计主动目标的弱几何散射信号的时延非常困难。针对这个问题，一方面通过发射信号的优化设计以提高信号的时间分辨率，如

使用由若干个子脉冲组成的组合脉冲，选择合适的组合脉冲个数，即可在保证频率分辨率一定的条件下，获得所需的时间分辨率，以有效提高目标几何特征提取的精度。另一方面需改善回波信号的处理方法[9]，如利用目标速度参数对发射信号进行压缩或扩张预畸变，重构与回波信号匹配度更高的拷贝信号。

2.2.3 运动特征的提取

目标的运动特征主要体现为多普勒频移，利用频率估计方法、通过求取接收信号和发射信号的频率差，可直接求得目标的相对运动速度。对于单频信号，进行 FFT 处理并由此估计目标速度简单易行，而直接对宽带信号进行频率偏移估计则比较困难。针对这个问题，使用密集-稀疏复合方法可产生低旁瓣和高精度的距离-多普勒图像[10]，通过改进基于扩展不变性原理的加权最小二乘法，能获得精确的目标位置和速度估计。对于将线性调频信号作为发射信号的情况[11]，利用分数阶傅里叶变换方法和宽带模糊度函数可估计目标速度，并能从混响背景中分辨出真实目标[12]。

3 目标分类识别

基于水声目标特征的分类识别方法可主要有统计分类、模型匹配、神经网络和专家系统等方法。

3.1 统计分类识别

统计分类识别是应用最广泛的一类分类器，该类方法主要利用目标特征的统计分布，依赖于对已有样本数据的统计分析和基于距离度量的模式匹配[13,14]。水听器阵列数据经过特征提取得到目标特征向量。通过与参考模式进行比较，结果得到此样本向量被判定为各个参考模式的一组概率，常用的基于统计分布的分类器如贝叶斯分类器[13,14]、支持向量机（SVM）[15]等。该类分类器的优点是算法简单、分类速度快，但得到的匹配模板是固定的，适于高质量的特征样本和较高信噪比要求，难以适应数据的剧烈变化，泛化率低。

3.2 模型分类识别

基于模型的分类方法，它先将样本空间模型化，通过模型的分解和参量化表达出有意义的子空间。需要目标模型、背景模型、环境模型等实现模式的最佳匹配。该分类器算法简单，但因水声目标信号机理复杂，精确建模难度较大，适应性仍需提高。

3.3 神经网络的分类识别

基于神经网络的分类方法，神经网络是由大量非线性处理单元广泛互联而成的网络，它具有大规模并行处理、分布式信息存储、非线性动力学和网络全局作用等特性。神经网络方法通过网络本身的学习获取知识，构成权系数，实现训练样本空间的较好类别划分，并对新样本进行运算判决[16]。这类系统在样本空间较完备时分类准确度高，具有很强的自适应和学习能力，能充分逼近复杂的非线性关系。但需要完备的训练样本数据，对水声目标难度较大，同时不能观测中间的学习过程，物理意义不明确。

3.4 专家系统识别方法

为了降低目标识别性能对样本数量的依赖，水声目标识别还利用了专家系统识别方法。专家系统识别方法是基于领域专家的经验知识建立的推理识别系统，构建的知识库具有一定的普遍性和代表性，因此具有对样本依赖性小的优点。在这种识别系统中，传感器数据经过特征提取得到的目标特征送入推理机中，推理机分析并与知识库中的条件进行对比从而得出识别结果。

4 问题与建议

4.1 当前存在的问题

水声目标分类识别当前存在的问题可以归纳为以下 5 个方面。

（1）*水中目标声特征受多种因素影响，发声机理复杂，建模困难。*水中目标辐射噪声与自身的动力装

置、船体结构、目标的航行工况、观测方位等密切相关，同时水中目标的辐射噪声往往带有很强的空间指向性；水声目标散射回波特性包含了目标材料、外部结构特性、入射角度、探测信号波形、目标与观测之间的运动态势等多种信息。水下目标声特性的影响因素如此庞杂，无论是基于理论分析还是基于数据测量统计分析，要全面掌握其产生机理、准确建立声模型还需要大量而长期的投入。

（2）高噪声和强干扰的水声环境制约了弱目标特征提取精度。声呐在实际工作中需要识别分析的目标信号通常在 0 dB 以下，高价值水下目标的信噪比往往在 –10 dB 以下，同时还会接收到大量低价值的水面强干扰目标数据。因此，水声目标识别属于高噪声和强干扰背景下的信号处理问题，其特征提取的准确性受信噪（干）比的严重制约。

（3）复杂的水声传播信道和失配的接收系统均制约着目标声特征的准确提取。一方面，目标辐射噪声/回波信号在海洋环境中传播，将受多次海面、海底界面的反射和散射以及暗流、内波的影响，同时海水介质对声波的吸收等作用都会导致目标信号强度急速衰减，信噪比急速下降；海洋信道系统引起声波产生时间扩展、频散效应、频谱强度周期性起伏等现象会导致目标声特征畸变；海洋环境剧烈的时变空变特性会加剧海洋信道对声特征的影响。另一方面，在信号处理过程中参数失配也会导致声特征的畸变。基于该类低信噪比、特征畸变的目标信号，实现准确的特征提取是一个巨大的挑战，很多情况下传统的谱分析和时频分析工具都无法获取有效的目标特征。

（4）水下目标类型多样，不同类型目标的声特征分布交叉重叠，可分性受限。一方面，水中常见目标包括水面舰船、潜艇、商用船只、鱼雷、无人航行器等，其庞大的目标数量和多样的目标类型为水下目标识别带来了很大的困难。另一方面，声呐目标识别需要区分的是不同功能类型的目标，然而由于不同类型目标的声特性分布交叉重叠，甚至类内特征差异大于类别间的特性差异，这极大地增加了基于声特性目标分类识别的难度。

（5）代表性强、质量高的数据稀少，获取代价高昂。代表性强、质量高的数据样本对目标特征提取和识别新方法的提出以及性能验证等都是必不可少的，但目前水声目标的数据资源十分匮乏，有效的标注数据更加稀少。一方面，由于感兴趣的水下目标数量少、目标运动速度慢且水声信号传播距离短，这些固有的低密度接触特点使水声目标数据收集困难，需要大规模的水声试验条件，耗费巨大，数据获取代价十分高昂。另一方面，水下目标声信号往往涉及国家军事机密，其数据信息的测量、获取、交流都受到严格的控制，也是水中目标数据信息稀少的原因之一。

4.2 研究建议

（1）进一步加强基础研究，挖掘目标物理特征，提高识别正确性和宽容性。重视水声目标特性基础研究，充分掌握并挖掘水中目标物理特征。以目标噪声源发声或散射的物理机理为保障，有效提高目标识别的正确率及其对海洋环境和运动工况的宽容性。

（2）深化目标特征与海洋环境信息的耦合研究，提高环境适应性。近年来，高度重视海洋环境和目标干扰对声呐装备探测与识别性能的影响，强调装备要有对环境自主感知和适应的能力，并提出了环境自适应技术的概念，基于先验和现场目标与环境信息实现声呐参数设置和控制的最优化，有望使声呐的性能达到最佳，大幅度提高声呐探测与识别的环境适应性。

（3）增强目标信号的保真获取能力，设计抗干扰/畸变的目标特征精细化提取方法。海上目标信号一般通过声呐阵列获取，在阵列处理中的参数失配以及海洋环境中多目标强干扰等问题都会影响后续的特征提取和分类识别处理。开展自适应的波束形成技术，时空频域的多目标干扰辨识，信号特征预畸变处理等研究，设计精细化的特征获取方法以保障目标信号声特

征的有效获取。

（4）系统、有序开展水声行业数据工程建设，提升水声目标数据支持能力。系统性的数据是水声目标特征掌握与目标识别的基础。而水中目标特别是感兴趣的军用目标数量少、海洋面积大、目标运动速度慢、水声信号获取的作用距离近等特点，严重制约了与关心目标的声学接触概率。另外，目标设计制造工艺与工况的复杂多变，水声数据受“污染”程度高，包含大量的加性或乘性干扰，混杂了目标和自身平台的各种信号，加大了水声有效数据的获取、分析、运用难度。因此，必须举全行业、国家的整体力量，规范、有序、长期开展水声数据获取、处理与管理工作，强化水声行业数据工程建设，提升水声目标数据支持能力。

（5）针对水声目标信号特点，理性开展人工智能水声目标识别技术研究。人工智能、深度学习[17]等技术的蓬勃发展为目标识别开创了新的途径，在视觉、语音和文本处理等智能识别领域中获得了良好的应用效果。但是这种通过网络训练自主学习样本内在规律的前提是需要大量、完备、有代表性的样本数据，而这正是水声数据难以满足的要求。直接的仿照处理不一定能获得视觉、语音和文本识别的理想效果，而且水声识别也往往不具备二次验证的机会。因此，应针对水声目标信号特点，理性开展人工智能水声目标识别技术研究，在自主学习特征和传统频谱特征的关联性，自主学习特征的可读性和可解释性等方面进一步深入探索，开展基于人工智能的强化学习[18]和迁移学习[19]等技术研究，以适应样本不充分条件下的应用。

5 结语

水声目标特征提取与识别具有重要的军事意义和研究价值，也是国际公认的难题，需要深入的机理研究、长期的数据积累、先进的特征分析提取及目标识别方法等支持。特别是随着目标对象在隐身、特征控制等方面的不断发展，难度更大，更需要坚持不懈的探索与研究。

参考文献

1 Liu Q Y, Fang S L, Cheng Q, et al. Intrinsic mode characteristic analysis and extraction in underwater cylindrical shell acoustic radiation. Science China Physics, Mechanics and Astronomy, 2013, 56(7): 1339-1345.

2 穆玉涛. 水声目标瞬态信号检测与识别技术研究. 南京: 东南大学, 2008.

3 朱志峰. 基于N-S方程的舰船螺旋桨空泡噪声特征研究. 南京: 东南大学, 2011.

4 Bowman J J, Senior T B A, Uslenghi P L E. Electromagnetic and Acoustic Scattering by Simple Shapes. New York: John Wiley-North-Holland, 1969.

5 徐新洲, 罗昕炜, 方世良, 等. 基于听觉感知机理的水下目标识别研究进展. 声学技术, 2013, 32(2): 151-158.

6 An L, Fang S L, Chen L J. Models for amplitude fluctuation of underwater acoustic narrow band signal based on modified modal scintillation index. Journal of Southeast University English Edition, 2013, 29(3): 235-241.

7 安良, 王志强, 陆信人. 利用LOFAR谱图的二维傅立叶变换脊计算波导不变量, 电子与信息学报, 2008, 30(12): 2930-2933.

8 Jia H, Li X, Meng X. Rigid and elastic acoustic scattering signal separation for underwater target. Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(2): 653-665.

9 Xia Z, Li X, Meng X. High resolution time-delay estimation of underwater target geometric scattering. Applied Acoustics, 2016, 114: 111-117.

10 Zhao K, Liang J, Karlsson J, et al. Enhanced multistatic active sonar signal processing// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. NewYork: IEEE, 2013: 3861-3865.

11 Yu G, Yang T C, Piao S. Estimating the delay-Doppler of target echo in a high clutter underwater environment using wideband linear chirp signals: Evaluation of performance with experimental data. Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(4): 2047-2057.

12 Wang F, Du S, Sun W, et al. A method of velocity estimation using composite hyperbolic frequency-modulated signals in active sonar. Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(5): 3117.

13 Webb A. Statistical Pattern Recognition. John Wiley & Sons, 2003.

14 Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. Amsterdam: Elsevier, 2013.

15 Burges C J. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data Mining and Knowledge Discovery. 1998, 2(2): 121-167.

16 Bishop C. M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford: Oxford University Press, 1995.

17 Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep Learning. Vol. 1. Cambridge: MIT Press, 2016.

18 Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D. Human-level control through deep reinforcement learning. Nature, 2015, 518(7): 529-540.

19 Pan S, Qiang Y. A survey on transfer learning. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.

Development of Underwater Acoustic Target Feature Analysis and Recognition Technology

FANG Shiliang[1*] DU Shuanping[2] LUO Xinwei[1] HAN Ning[1] XU Xiaonan[2]

（1 Key Laboratory of Underwater Acoustic Signal Processing of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2 Science and Technology on Sonar Laboratory, Hangzhou Applied Acoustic Research Institute, Hangzhou 310023, China）

Abstract Underwater acoustic target recognition is an important supporting technology for the underwater information acquisition and countermeasure, and its core is the target feature extraction. Aiming at the underwater acoustic target radiated noise and the target echo signal, this paper discusses and summarizes the main sound sources and the target feature expression from the underwater acoustic target signals, the feature analysis and extraction methods of the underwater acoustic signal, and the commonly used underwater acoustic target classification methods as well as the recognition methods. The issues in the underwater acoustic target feature extraction and recognition technologies are analyzed, and the development directions in the future are proposed as well.

Keywords underwater acoustic target, signal characterization, feature extraction, target classification and recognition

*Corresponding author



方世良　东南大学教授，博士生导师。中国声学学会理事，江苏省声学学会副理事长。先后获得享受国务院政府特殊津贴专家、教育部“跨世纪优秀人才”、江苏省“333高层次人才培养工程”第二层次等称号。长期从事海洋信息工程领域研究工作，在水声侦测、阵列信号处理、目标分类识别、声信号检测与估计等方面有深入研究，作为第一完成人获得国家科技进步奖二等奖、教育部科技进步奖一等奖、工信部科技进步奖二等奖，作为主要成员获得国家部委科技进步奖10多项。 E-mail: slfang@seu.edu.cn

FANG Shiliang　Ph.D., Professor, Doctoral Supervisor of Southeast University, also the Director of the Acoustical Society of China, Vice Chairman of the Jiangsu Acoustics Society. He enjoys the special government allowance from the State Council, has won the title of Cross-century Talents of the Ministry of Education, and the second level of 333 Talents in Jiangsu Province. He has been engaged in research in the field of marine information engineering for a long time, and has conducted in-depth research on underwater acoustic detection, array signal processing, target classification and identification, acoustic signal detection and estimation, and so on. As the first accomplished person, he won the second prize of the National Science and Technology Advancement Award, the first prize of the Ministry of Education Science and Technology Progress Award, and the second prize of the Science and Technology Progress Award of the Ministry of Industry and Information Technology. As a key member, he won more than ten Science and Technology Progress Award from the national ministries. E-mail: slfang@seu.edu.cn

■责任编辑：岳凌生

参考文献（双语版）

1 Liu Q Y, Fang S L, Cheng Q, et al. Intrinsic mode characteristic analysis and extraction in underwater cylindrical shell acoustic radiation. Science China Physics, Mechanics and Astronomy, 2013, 56(7): 1339-1345.

2 穆玉涛. 水声目标瞬态信号检测与识别技术研究. 南京: 东南大学, 2008.

Mu Y T. Research on detection and identification technology of underwater acoustic target transient signal. Nanjing: Southeast University, 2008. (in Chinese)

3 朱志峰. 基于N-S方程的舰船螺旋桨空泡噪声特征研究. 南京: 东南大学, 2011.

Zhu Z F. Research on the characteristics of ship propeller cavitation noise based on N-S equation. Nanjing: Southeast University, 2011. (in Chinese)

4 Bowman J J, Senior T B A, Uslenghi P L E. Electromagnetic and Acoustic Scattering by Simple Shapes. New York: John Wiley-North-Holland, 1969.

5 徐新洲, 罗昕炜, 方世良, 等. 基于听觉感知机理的水下目标识别研究进展.声学技术, 2013, 32(2): 151-158.

Xu X Z, Luo X W, Fang S L, et al. Research progress of underwater target recognition based on auditory perception mechanism. Technical Acoustics, 2013, 32(2): 151-158. (in Chinese)

6 An L, Fang S L, Chen L J. Models for amplitude fluctuation of underwater acoustic narrow band signal based on modified modal scintillation index. Journal of Southeast University (English Edition), 2013, 29(3): 235-241.

7 安良, 王志强, 陆佶人. 利用LOFAR谱图的二维傅里叶变换脊计算波导不变量. 电子与信息学报, 2008, 30(12): 2930-2933.

An L, Wang Z Q, Lu J R. Calculating the waveguide invariant by the 2-D Fourier transform ridges of lofargram image. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(12): 2930-2933. (in Chinese)

8 Jia H, Li X, Meng X. Rigid and elastic acoustic scattering signal separation for underwater target. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(2): 653-665.

9 Xia Z, Li X, Meng X. High resolution time-delay estimation of underwater target geometric scattering. Applied Acoustics, 2016, 114: 111-117.

10 Zhao K, Liang J, Karlsson J, et al. Enhanced multistatic active sonar signal processing// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Vancouver, BC : IEEE, 2013: 3861-3865.

11 Yu G, Yang T C, Piao S C. Estimating the delay-Doppler of target echo in a high clutter underwater environment using wideband linear chirp signals: Evaluation of performance with experimental data. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(4): 2047.

12 Wang F Y, Du S P, Sun W, et al. A method of velocity estimation using composite hyperbolic frequency-modulated signals in active sonar. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(5): 3117.

13 Webb A, Copsey K. Statistical Pattern Recognition. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd, 2011.

14 Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. Amsterdam: Elsevier, 1990: 1-10.

15 Burges C J. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data Mining and Knowledge Discovery. 1998, 2(2): 121-167.

16 Bishop C. M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford: Oxford University Press, 1995.

17 Goodfellow I,Bengio Y, Courville A. Deep Learning. Vol. 1. Cambridge: MIT Press, 2016.

18 Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D. Human-level control through deep reinforcement learning. Nature, 2015, 518(7540):

529-533.

19 Pan S J, Qiang Y. A survey on transfer learning. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.